

基于人工神经网络的静止无功发生器的控制

李洪美¹, 李振然², 汪旒³

(1. 徐州师范大学电气工程及自动化学院, 江苏 徐州 221116; 2. 广西大学电气工程学院, 广西 南宁 530004;
3. 江苏大学电气工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘要: 对静止无功发生器的控制变量及其控制方式进行了探讨。在对静止无功发生器数学模型分析的基础上, 对数学模型进行了进一步的处理, 引入了静止无功发生器的接入点电压偏差作为控制变量, 使控制更加直观; 利用神经网络离线训练在线应用的特性, 采用在线识别的方法实现静止无功发生器的自适应最优控制。建立了以接入点电压偏差为控制变量以神经网络为控制手段的静止无功发生器的新的控制模式, 最后利用 Matlab 进行了单机无穷大系统的仿真验证, 证明了该控制策略的有效性。

关键词: 静止无功发生器; 在线识别; 神经网络; 电压稳定; 线性最优控制

Control of static synchronous compensator based on neural network

LI Hong-mei¹, LI Zhen-ran², WANG Ni³

(1. School of Automation and Electric Engineering, Xuzhou Normal University, Xuzhou 221116, China;
2. School of Electrical Engineering, Guangxi University, Guangxi 530004, China;
3. School of Electric Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: This paper presents the mathematical model of Static Synchronous Compensator in which the voltage of the STATCOM concatenate point is included. Based on the mathematical model, Artificial Neural Networks is used on its control. In order to analyse the performance of the method, MATLAB programme is applied. Simulation results are presented in the paper which show the effectiveness of the method.

Key words: static synchronous compensator; on-line identification artificial neural networks; voltage stability; linear optimization control

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2007)05-0054-04

0 引言

静止无功发生器自问世以来, 由于其优良的性能受到了广大电力工作者的大量关注, 但由于电力系统具有高度的非线性特性, 使得它的控制方式变得相对复杂。常规 STATCOM 控制器的设计都是基于其局部线性化模型, 所以只能保证系统在运行点附近小范围内的稳定性。由于 STATCOM 模型的非线性特征, 如果发生大的扰动或运行点偏高正常值太远, 这些控制器的性能就会大大降低。为解决这个问题, 有人提出了静止无功补偿器的鲁棒非线性控制, 并考虑了网络和 STATCOM 参数的不确定性。所设计的控制器能保证系统在所有参数范围内的渐近稳定性。但由于采用了直接反馈线性化技术把 STATCOM 的非线性模型转化为线性模型, 同时在模型处理过程中存在将不好处理项设为零的假

设, 致使模型失去了应有的准确性。本文引入了 STATCOM 接入电压偏差作为控制变量, 采用神经网络技术, 利用了神经网络的自学习、自适应的特性, 实现对系统的自适应最优控制。

1 数学模型

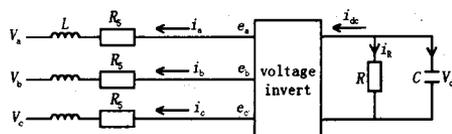


图1 静止无功发生器的等效电路

Fig.1 Three-phase equipment circuit of STATCOM

图1中交流侧电路方程为

$$e_a - V_a = i_a R_s + L \frac{di_a}{dt}$$

所以 $\frac{di_a}{dt} = -\frac{R_s w}{x_L} i_a + \frac{w}{x_L} (e_a - V_a)$

由派克变换知: $i_{dq0} = T i_{abc}$

$$T = \frac{2}{3} \begin{vmatrix} \cos \omega t & \cos(\omega t - 120^\circ) & \cos(\omega t + 120^\circ) \\ -\sin \omega t & -\sin(\omega t - 120^\circ) & -\sin(\omega t + 120^\circ) \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{vmatrix}$$

$i_{dq0} = T i_{abc} + T i_{abc}$

$$T = \frac{2}{3} \begin{vmatrix} -\sin \omega t & -\sin(\omega t - 120^\circ) & -\sin(\omega t + 120^\circ) \\ -\cos \omega t & -\cos(\omega t - 120^\circ) & -\cos(\omega t + 120^\circ) \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}$$

所以得到:

$$\begin{vmatrix} i_d \\ i_q \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} -\frac{R_s w}{x_L} & w \\ w & -\frac{R_s w}{x_L} \end{vmatrix} \begin{vmatrix} i_d \\ i_q \end{vmatrix} + \frac{w}{x_L} \begin{vmatrix} e_d - V \\ e_q \end{vmatrix}$$

根据静止无功发生器的原理有:

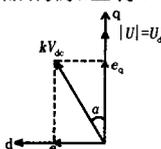


图 2 STATCOM 交流侧电路相量图

Fig.2 STATCOM vector relation of AC side

图 2 中, d q 坐标的 d 轴与 U_d 瞬时值重合, 并以同步转速旋转。

$$\begin{cases} e_d = kU_{dc} \cos \alpha \\ e_q = kU_{dc} \sin \alpha \end{cases}$$

所以:

$$i_d = w i_q - \frac{R_s w}{x_L} i_d + \frac{w k U_{dc} \cos \alpha}{x_L} - \frac{w}{x_L} V_b$$

$$i_q = -w i_d - \frac{R_s w}{x_L} i_q + \frac{w k U_{dc} \sin \alpha}{x_L}$$

因为交直流两侧功率相等

$$U_{dc} i_{dc} = \frac{3}{2} (U_d i_d + U_q i_q)$$

$$i_{dc} = \frac{\frac{3}{2} (U_d i_d + U_q i_q)}{U_{dc}} = \frac{3 k U_{dc} i_d \cos \alpha + k U_{dc} i_q \sin \alpha}{U_{dc}}$$

直流侧: $\begin{cases} -I_{dc} = i_{dc} + i_R \\ -C \frac{dU_{dc}}{dt} = i_{dc} + i_R \end{cases}$

标么化得:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i'_d \\ i'_q \\ u'_{dc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R' \omega_b}{L} & \omega & \frac{K \omega_b}{L} \cos \delta \\ -\omega & -\frac{R' \omega_b}{L} & \frac{K \omega_b}{L} \sin \delta \\ -\frac{3K}{2} C' \omega_b \cos \delta & -\frac{3K}{2} C' \omega_b \sin \delta & -\frac{\omega_b C'}{R_p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i'_d \\ i'_q \\ u'_{dc} \end{bmatrix} - \frac{\omega_b}{L} \begin{bmatrix} u' \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

2 人工神经网络的实现方法

由于神经网络具有很好的联想记忆功能、高度非线性和十分强的自适应自学习功能。选择合适的结构, 通过训练, 它可以逼近任意函数。最常用的人工神经网络是多层前馈网络, 它通常由输入层、输出层和若干隐层组成, 如图 3 所示。每一层包含有若干个神经单元。第 k 层中第 j 个单元具有以下输入输出关系:

$$y_j^{(k)} = f_j^{(k)} \left(\sum_{i=0}^{N_k} W_{ij}^{(k-1)} y_i^{(k-1)} + \theta_i^{(k)} \right) \quad (2)$$

式中: $W_{ij}^{(k-1)}$ 为第 $k-1$ 层中第 i 个单元到第 k 层第 j 个单元的权值; $\theta_j^{(k)}$ 为对应神经元的阈值; $f_i^{(k)}$ 为神经元的传递函数; N_k 为第 k 层神经元的数目。

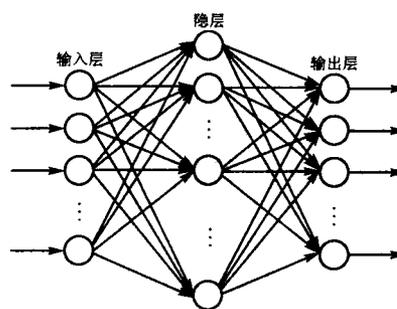


图 3 多层前馈网络

Fig.3 Multi-layer feed forward network

利用式(2)可以求出网络总的输入与输出之间的关系式。实际上,代表输入输出之间变换关系的有关信息主要分布在神经元之间的权值上,不同的权值反映不同的输入输出关系。这种网络属于映射型神经网络,其映射是一种高度非线性映射。

多层前馈网络常用的学习算法是反向误差传播学习算法,即BP算法,该算法的学习过程由正向传播及反向传播组成。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐层单元逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状况只影响下一层神经元的状态。如果输出层不能得到期望的输出,则转入反向传播,将误差信号沿原来的连接通路返回,通过修改各层神经元的权值,使误差信号最小。

3 静止无功发生器的控制

3.1 引入接入点电压偏差作为控制变量

因为所建立的数学模型是一个非线性模型,为了提高控制的准确性和适应性,考虑采用在线识别的方式,对模型中的可变参数进行在线识别。STATCOM的数学模型式(1)中,当k为恒值时经过近似线性化得到下式

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Delta i_d' \\ \Delta i_q' \\ \Delta u_{dc}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R\omega_b}{L} & \omega & \frac{k\omega_b}{L} \cos \delta_0 \\ -\omega & -\frac{R\omega_b}{L} & \frac{k\omega_b}{L} \sin \delta_0 \\ -\frac{3}{2}kC'\omega_b \cos \delta_0 & -\frac{3}{2}kC'\omega_b \sin \delta_0 & -\frac{\omega_b C'}{R_p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta i_d' \\ \Delta i_q' \\ \Delta u_{dc}' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\omega_b}{L} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \frac{\Delta u}{\Delta \delta} + \begin{bmatrix} -\frac{\omega_b}{L} k u_{dc}' \sin \delta_0 \\ \frac{\omega_b}{L} k u_{dc}' \cos \delta_0 \\ \frac{3}{2}kC'\omega_b (i_{d0}' \sin \delta_0 - i_{q0}' \cos \delta_0) \end{bmatrix} \quad (3)$$

由于式(3)中状态变量为 $\Delta i_d'$, $\Delta i_q'$, $\Delta u_{dc}'$, 而在线性最优控制中,其控制规律不包含至关重要的STATCOM接入点处电压偏差,因而无法维持STATCOM接入点处的电压恒定,为了克服这一缺点,可作一下改变:参考文献[3]已经证明,当 δ 变化时, i_d 变化很小。因此可不用 Δi_d 而用接入点处电压偏差 Δu 作为状态变量。

设k为常数,对于式(3)中有功电流的微分关系式:

$$\frac{d\Delta i_d'}{dt} = -\frac{R\omega_b}{L} \Delta i_d' + \omega \Delta i_q' + \frac{k\omega_b}{L} \Delta u_{dc}' \cos \delta_0 - \frac{\omega_b}{L} \Delta u' - \frac{k\omega_b}{L} u_{dc0}' \sin \delta_0 \Delta \delta$$

因为 i_d 较小,而且变化不大,可以认为 $\Delta i_d \approx 0$,

$$\frac{d\Delta i_d'}{dt} \approx 0. \text{ 令 } \Delta u = \frac{dq}{dt}, \quad q = \int \Delta u dt$$

所以有

$$\frac{dq'}{dt} = \frac{L\omega}{\omega_b} \Delta i_q' + k\Delta u_{dc}' \cos \delta_0 - k\Delta u_{dc0}' \sin \delta_0 \Delta \delta$$

由此,线性化方程(3)变为如下以包含电压偏差为变量的线性化方程:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} q' \\ \Delta i_q' \\ k\Delta u_{dc}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{L\omega}{\omega_b} & \cos \delta_0 \\ 0 & -\frac{R\omega_b}{L} & \frac{\omega_b}{L} \sin \delta_0 \\ 0 & -\frac{3}{2}kC'\omega_b \sin \delta_0 & -\frac{\omega_b C'}{kR_p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q' \\ \Delta i_q' \\ k\Delta u_{dc}' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{\omega_b}{L} k u_{dc0}' \\ -\frac{3}{2}kC'\omega_b i_{q0}' \cos \delta_0 \end{bmatrix} \Delta \delta \quad (4)$$

$$\text{即 } \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} q' \\ \Delta i_q' \\ k\Delta u_{dc}' \end{bmatrix} = A \cdot \begin{bmatrix} q' \\ \Delta i_q' \\ k\Delta u_{dc}' \end{bmatrix} + B \Delta \delta$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \frac{L\omega}{\omega_b} & \cos \delta_0 \\ 0 & -\frac{R\omega_b}{L} & \frac{\omega_b}{L} \sin \delta_0 \\ 0 & -\frac{3}{2}kC'\omega_b \sin \delta_0 & -\frac{\omega_b C'}{kR_p} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{\omega_b}{L} k u_{dc0}' \\ -\frac{3}{2} k C' \omega_b i_{q0}' \cos \delta_0 \end{bmatrix}$$

最优控制规律: $u = -B^T P X = -K_1 X$

最优反馈增益: $K_1 = B^T P$

$$\text{所以有 } \Delta \delta = -[K_{11}, K_{12}, K_{13}] \cdot \begin{bmatrix} q' \\ \Delta i_q' \\ k \Delta u_{dc}' \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} K_{11} q' + K_{12} \Delta i_q' + K_{13} k \Delta u_{dc}' \\ -K_{11} \int \Delta u' dt - K_{12} \Delta i_q' - K_{13} k \Delta u_{dc}' \end{bmatrix} =$$

由上可见反馈规律中包含有 $\int \Delta u' dt$, $\Delta i_q'$, $k \Delta u_{dc}'$, 由于电压偏差的引进, 使得对 STATCOM 接入点处电压的控制更加直观, 有效, 能够按照要求对接入点电压进行控制。

3.2 利用人工神经网络实现在线控制

由于 A , B 矩阵中一些元素如 L , R , ω_b 与运行点的 δ 有关, 而这些元素又随着系统的运行方式不断地变化, 为使反馈规律不受运行方式的影响, 可以在线识别 A 、 B 矩阵中与 δ 有关的元素, 再求解黎卡梯方程以求出 P 矩阵, 从而求出反馈控制规律中的最优反馈增益。但这样计算工作量大, 达不到在线要求。所以这里考虑采用人工神经网络, 利用在线识别与 δ 有关的某些参数作为人工神经网络的输入, 最优反馈增益作为训练人工神经网络的教师值 (即输出期望值), 通过适当的训练后, 训练好的神经网络只要在线识别与 δ 有关的参数, 把这些参数作为人工神经网络的输入, 而人工神经网络的输出就是与当前运行方式下 δ 所对应的最优反馈增益, 从而构成 STATCOM 的自适应控制。由此控制系统可变为图 4 所示。

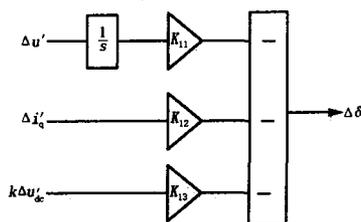


图 4 人工神经网络的静止无功发生器的控制框图
Fig.4 STATCOM controlled by ANN

样本选择的具体步骤如下:

1) 样本采集: 在线获得对应不同工况下不同的 L , R , ω_b 值, 通过求解黎卡梯方程, 求出 P 矩阵, 得到其对应的最优反馈增益 K_{11} , K_{12} , K_{13} 作为训练网络的样本。

2) 训练网络: 用已经求得的训练样本取其中的三分之二进行网络训练: L , R , ω_b 作为输入值, K_{11} , K_{12} , K_{13} 作为输出期望值训练网络。其余的三分之一作为校验网络数值。

采用的神经网络为 (3-5-3) 结构的 BP 网络, 即三个输入 (L , R , ω_b); 一个隐层, 隐层由 5 个节点构成; 三个输出 (K_{11} , K_{12} , K_{13}), 输出即为图 4 中的增益。获得增益的神经网络训练过程如图 5 所示。

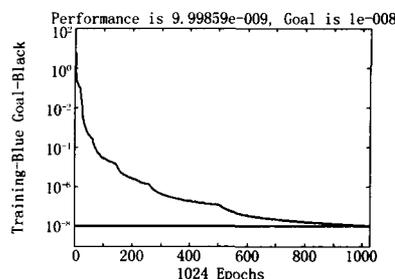


图 5 神经网络训练过程图

Fig.5 Training process of ANN

对单机无穷大系统发生短路故障时 Matlab 仿真结果如图 6 所示。

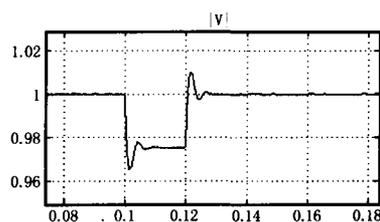


图 6 两相短路时电压变化

Fig. 6 Variation of voltage at two-phase fault

4 小结

通过 Matlab 仿真实验我们可以看出采用人工神经网络自适应控制, 可以实现对系统的控制。

参考文献

[1] Mohaddes N, Gole A M, McLaren P G A Neural Network Controlled Optimal Pulse-width Modulated STATCOM[J].IEEE Trans on Power Delivery, 1999,14(2).

(下转第 62 页 continued on page 62)

性完全取决于选定的阈值,模型参数对实际信道中可能出现的突发小幅度的脉冲噪声信号不够敏感。但就应用于粗粒度的编码方式验证测试而言,该模型基本符合要求。

5 结束语

噪声干扰是影响电力线高速通信的主要因素,尤其是随机脉冲噪声会给电力线信道带来很强的时变性,其功率谱的突然上升会引起信噪比的突降和解调数据的突发错误,甚至导致通信失败。本文测量分析了电力线信道中的脉冲噪声,建立基于分群马尔可夫链的统计模型,用单差错状态Fritchman模型的无差错游程分布曲线来拟合实际测量的概率曲线,得出模型的各项参数值。相对于文献[2],模型参数得到了简化。仿真研究结果表明所建模型是有效的。

参考文献

- [1] Zimmermann M, Dostert K. An Analysis of the Broad band Noise Scenario in Power-line Networks[A]. In: Proceedings of the 4th International Symposium on Powerline Communications and Its Applications[C]. 2000. 131-138.
- [2] Zimmermann M, Dostert K. Analysis and Modeling of Impulsive Noise in Broad-band Powerline Communica-

tions[J]. IEEE Trans on Electromagnetic Compatibility, 2002, 40(1): 249-258.

- [3] Chan M H L, Donaldson R W. Amplitude, Width and Interarrival Distributions for Noise Impulses, and Bit Error Rates on Intrabuilding Powerline Communication Networks[J]. IEEE Trans on Electromagnetic Compatibility, 1989, 31: 320-323.
- [4] Hooijen O. A Channel Model for the Residential Power Circuit Used as a Digital Communications Medium[J]. IEEE Trans on Electromagnetic Compatibility, 1998: 331-336.
- [5] Fritchman B D. A Binary Channel Characterization Using Partitioned Markov-chains[J]. IEEE Trans on Inform Theory, 1967, 13(2): 221-227.
- [6] Babich F, Kelly O E, Milstein L B. Generalized Markov Modeling for Flat Fading[J]. IEEE Trans on Communications, 2000, 48(4): 347-351.

收稿日期: 2006-09-08; 修回日期: 2006-11-21

作者简介:

李平(1974-),男,博士研究生,主要研究方向为低压电力线高速数据传输、通信信号处理; E-mail: ping502@163.com

赵志辉(1977-),女,硕士,主要研究方向为进化计算与计算智能、图形图像处理;

张振仁(1940-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为非线性信号处理、输配电系统自动化及电力设备故障监测与诊断。

(上接第 57 页 continued from page 57)

- [2] Menzies R W, Zhang Y. Advanced Static Compensation Using a Multilevel GTO Thyristor Inverter[J]. IEEE Trans. on Power Delivery, 1995, 10(3).
- [3] Schauder C D, Mehta H. Vector Analysis and Control of Advanced Static VAR Compensators[J]. IEEE Proceedings-C, 1993, 140(4).
- [4] 陈华元,王幼毅,周汝景. STATCOM 鲁棒非线性控制[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(3): 44-49. CHEN Hua-yuan, WANG You-yi, ZHOU Ru-jing. Non-linear Robust Control of STATCOM [J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(3): 44-49.
- [5] 谢小荣,崔文进,唐义良,等. STATCOM 无功电流的鲁棒自适应控制[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21

(4): 35-40.

XIE Xiao-rong, CUI Wen-jin, TANG Yi-liang, et al. Reactive Current Self-accommodate Robust Control of STATCOM[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(4): 35-40.

收稿日期: 2006-09-13; 修回日期: 2006-11-21

作者简介:

李洪美(1969-),女,讲师,硕士,从事人工智能在电力系统中的应用方面的研究; E-mail: lhmjcn@163.com

李振然(1935-),男,教授,硕士,从事人工智能在电力系统中的应用方面的研究;

汪旒(1980-),女,讲师,硕士,从事电力系统稳定性方面的研究。